

研究論文

自己回帰実数と分移動平均モデルを使用した観光需要予測に関する考察

Evaluation of the ARFIMA Model to Tourism Demand Forecasting

大井 達雄

Tatsuo Oi

和歌山大学観光学部

キーワード：観光需要予測、時系列分析、ARFIMA、ARIMA、SARIMA

Key Words：Tourism Demand Forecasting, Time Series Analysis, ARFIMA, ARIMA, SARIMA

Abstract：

The primary aim of this paper is to evaluate viability of employing ARFIMA (AutoRegressive Fractionally Integrated Moving Average) model in tourism demand forecasting. The use of ARFIMA was examined comparatively with another model: SARIMA (Seasonal Autoregressive Integrated Moving Average) on the number of international tourist arrivals in Japan. In case of comparing the results based on the original arrival series, SARIMA outperformed ARFIMA model, whereas more accurate results were achieved with ARFIMA with respect to seasonally adjusted data. The forecast based on the extrapolation method, however, was considered insufficient to make a judgment on the relative superiority of the two models.

1. はじめに

海外の観光経済学研究において、観光需要予測モデルに関する研究は半世紀に及ぶ蓄積が存在している。観光需要予測研究がこのように長期にわたって行われてきた理由として、観光事業が有する特殊性があげられる。つまり、観光投資は多くの資金を必要とするため、その計画の策定や実施には細心の注意を必要とする。また、一度開始された観光事業は容易に変更することはできない。そのため観光需要予測は基礎資料として必要不可欠なものとなる。このような背景から、観光需要予測研究では、計量経済学だけでなく、工学などの分野から種々の分析手法が輸入された。最近では時系列モデルや重回帰モデルだけでなく、ニューラルネットワークや遺伝的アルゴリズムなどの人工知能型アプローチなど多種多様な手法が存在している。しかしながら、依然として需要予測結果に関する信頼性は、予測期間が長期になればなるほど低いこと、また、1つの予測モデルであらゆる観光データを推測することは困難であるというのが定説となっている。そのため、今後も観光統計の有する“くせ”を理解しながら、さまざまな手法を用いて、実証分析結果を積み重ねることが求められている。

本論文では、その中でも、自己回帰モデルにおける自己回帰実数と分移動平均モデル (ARFIMA: AutoRegressive Fractionally Integrated Moving Average Model) を使用して、

訪日外国人数に関する需要予測を行い、その手法や結果について検討を行うことを目的とする。自己回帰と分移動平均モデル (ARIMA: AutoRegressive Integrated Moving Average Model) を使用した研究は、海外の観光経済学研究でも頻繁に行われているが、ARFIMA モデルによる研究は、Chu (2008) など少数である。また、日本のインバウンド観光を対象とした ARFIMA モデルによる分析は皆無である。そのため、本研究の学術的な意義は大きいといえる。以下では、観光需要予測に関する先行研究の内容を要約した後、データ、および分析手法の説明を行う。分析結果について紹介し、さらに結果について考察した後で、最後に今後の課題についてふれることにする。

2. 先行研究

ARIMA モデルを代表とする確率過程論に基礎を置く時系列分析の手法は、Box and Jenkins (1970) によって導きだされた。Song and Li (2008) によれば、2000 年以降に公表された観光需要予測モデルに関する論文の約 3 分の 2 は、自己回帰モデル (派生型も含む) に基づいた手法であり、この分野では最も使用されているモデルといえる。その中でも観光学研究において、はじめて自己回帰モデルに関する実証研究を行ったのは、Geurts and Ibrahim (1975) である¹。この

論文では、ハワイへの観光入込客のデータを使用して、Box-Jenkins 型の自己回帰モデルと指数平滑法の 2 つの手法の比較を行った。24 か月先の予測を行った結果、両モデルの Theil の U 統計量は同じような数値を示した (Box-Jenkins 型 0.102, 指数平滑法 0.103)²。ただし、予測期間を変更した場合には結果が異なること、さらに今回の比較では Box-Jenkins 型モデルではデータの対数変換を行っているが、指数平滑法では原データのまま使用しているため、指数平滑法の優位性を指摘している。

それ以後、ARIMA を使用した数多くの実証結果が公表されている。具体例をあげると、Dharmaratne (1995) は、1956～1992 年におけるバルバドスへの長期観光客数のデータを使用して、1～5 年先の需要予測を行った結果、ARIMA モデルが最も高い予測精度を示したことを明らかにした。Turner, Kulendran and Fernando (1997) は日本、オーストラリア、ニュージーランドのインバウンド観光客数の 1978～1995 年の四半期データを使用して、6 つの予測手法の比較を行った。その結果、Box-Jenkins 型の ARIMA モデルが他の手法よりも優れた結果をもたらしたと指摘している。さらに Chu (1998) の研究では、1975～1994 年のアジア・太平洋地域の 10 か国の入国観光客数の月次データを使用して、Naïve 1 (現状維持モデル)、Naïve 2 (成長率一定モデル)、回帰分析、正弦曲線分析、ARIMA、Holt-Winters による予測結果について比較・検討した。その結果、10 か国中 9 か国において、ARIMA モデルによる予測結果の誤差が最も小さかったと述べている。

しかしながら、すべての実証分析で、ARIMA モデルの優位性が報告されているわけではない。たとえば、Martin and Witt (1989) では、7 つの分析手法 (naïve 1, naïve 2, 指数平滑法, 傾向曲線分析, ギンベルツ曲線, 自己回帰モデル, 計量経済モデル) を使用して、フランス、西ドイツ、英国、米国からの入込観光客数を予測した。その結果、1 年後において最も予測精度が高かったのは naïve 1 (現状維持) モデルで、2 年後において最も予測精度が高かったのは自己回帰モデルであったと報告している。また Smeral and Wüger (2005) においても同様に ARIMA モデルが naïve 1 よりも劣った予測結果を示している。さまざまな手法を比較する場合、予測結果は使用するデータや予測期間の差異によって誤差が変化することがある。

このように、1970 年代中期以降、ARIMA モデルは観光需要予測において多大な貢献を果たしてきたが、数々の問題点も指摘されている。その 1 つが、上記のように ARIMA モデルは他の予測結果と比較しても予測精度が高いことがいわれていたが、最近の実証分析ではニューラルネットワークのほうが優れており、くわえて、ニューラルネットワークの場合、モデルの同定化や前提条件を必要とせず、非正規・非線形のデータでも適用可能であるので、適用範囲が広いことがいわれている。

現在において、観光需要予測の分析において必ずしも確

固とした定説が存在していないのが現状である。そのため ARIMA モデルに限らず、各種時系列モデルを改良する研究も頻繁に行われている。例えばファイナンス研究でもよく使用されている GARCH (Generalized AutoRegressive Conditional Heteroskedasticity) モデル (Chan, Lim, and McAleer, 2005) や、状態空間モデル (Du Preez and Witt, 2003) などの手法も適用されている。また Box-Jenkins モデルが開発される以前は、観光需要予測に関する研究は、因果モデルを中心とした需要関数による弾力性値の分析が主流であったが、因果モデルにおける技術革新もすさまじく、現在では、単位根検定、共和分分析やエラー修正モデルなどが適用され、予測精度は大幅に向上している (Song, Witt, and Li, 2009)。

しかしながら、最近開発されたモデルが、従来型のモデルよりも優れた結果をもたらすとは限らない。特に観光データは大きな危機でも発生しない限り、安定的な傾向を示すことが知られている。安定的な傾向が続く場合には、高度な予測モデルを使用しなくても、Naïve 1・2 のような単純なモデルのほうが有効な結果を示すことがあり、実際、多くの国では、中・長期の予測に関しては原始的な方法に基づいて数値目標が掲げられている (World Tourism Organization, 2008)。

このように観光需要予測研究は半世紀以上の研究蓄積が存在しているが、その手法は収束するどころか、ますます拡散する一方で、混沌とした状態にあるといえる。今後も全知全能型の予測モデルが開発されることも見込めず、1 つ 1 つの予測手法の特徴を活かしながら、状況に応じて最適な予測手法を選択することが求められているのである。

その中でも、最近、観光研究に限らず、自己回帰モデルにおいて ARFIMA モデルが注目されている。ARFIMA モデルは Sutcliffe (1994) によって提唱され、ARIMA を基礎としながらも、小数差分を行うことによる便益を意味する。さらに実証研究として、Franses and Ooms (1997) は、英国のインフレーション (四半期データ) への適用を試みた。しかし予測結果は望ましい数値を示すことはなかった。また Ray (1993) は、IBM 社の月次売上高について ARFIMA モデルを使用して予測し、四半期後、半年後、一年後、二年後のいずれも、それ以外のモデルと比較して誤差率が最小であるという結果を導いた。

ARFIMA モデルを観光データに適用した実証分析の 1 つに Chu (2008) が存在する。シンガポールの観光入込客数のデータ (1977 年 7 月～2004 年 11 月) を使用して、ARFIMA モデルの適用可能性を、他の手法と比較することによって、明らかにしている。その内容は、データからモデル式が導かれ、このモデル式は他の 8 つの予測手法の結果と比較して、最も良い予測精度を示した。特に 1997 年のアジア通貨危機や 2001 年の同時多発テロの影響を考慮した場合でも優れた結果を示している。しかし 2002～2003 年に発生した SARS の影響を考慮した場合、予測値と実測値は乖離する傾向を示した。さらに Chu (2009) はシンガポールだけでなく、アジア太平洋地

域の9か国に対象を拡大して、ARFIMAだけでなく、多くの自己回帰モデルを使用して実証分析を行っている。本研究では、Chu (2008) による実証分析を行った結論が日本においても適合するかを検証することを目的としている。

3. データ、ならびに分析手法の内容

今回の実証分析において、自己回帰モデルを使用して予測を行い、その結果について検討することとなるが、使用するデータは日本政府観光局 (JNTO) が公表する訪日外客数統計である。JNTO が発表する訪日外客数とは、国籍に基づく法務省集計の外国人正規入国者数から日本に居住する外国人を除き、これに外国人一時上陸客等を加えた外国人旅行者数を意味する。訪日外客数統計は日本のインバウンド観光の実態の把握に欠かすことができない、信頼性の高い調査であるといえる。今回は、訪日外客数統計のうち外国人全体と、訪日外国人上位5か国 (地域) である韓国、中国、台湾、米国、香港³ からの訪日外客数の計6種類のデータを対象とし、月次データ (1996年1月～2010年12月) で実証分析を行うことにする⁴。図1では、その原データの推移を表している。

続いて、今回使用するモデルは、Box and Jenkins 型アプローチを基本とする。以下では、それぞれのモデルの説明を行う。

まず、時系列時点 $t - p$ から t までの各データの関係式

$$y_t = \sum_{i=1}^p a_i y_{t-i} + e_t \quad (1)$$

を自己回帰 (AutoRegression) モデル (略して AR モデル) と呼ぶ。ここで、 $a_i (i = 1, 2, \dots, p)$ を自己回帰係数と呼び、 p を次数 (order) という。次数 p である AR モデルを $AR(p)$ で表す。 e_t は残差で、通常、平均 0、分散 σ^2 の正規分布に従う確率変数 (ホワイトノイズ) であると仮定される。

また、時系列時点 $t - q$ から t までの各データの関係式

$$y_t = \sum_{j=1}^q b_j e_{t-j} + e_t \quad (2)$$

を移動平均 (Moving Average) モデル (略して MA モデル) と呼ぶ。ここで $b_j (j = 1, 2, \dots, q)$ を移動平均係数と呼び、 q を p と同様に次数という。次数 q である MA モデルを $MA(q)$ で表す。 e_t は上記の (1) 式と同様、ホワイトノイズを意味する。 $MA(q)$ モデルは、 $AR(p)$ とは異なり、常に定常であることが知られている。

自己回帰モデル $\sum_{i=1}^p a_i y_{t-i} + e_t$ に誤差の移動平均 $\sum_{j=1}^q b_j e_{t-j}$ を加えたモデル

$$y_t = \sum_{i=1}^p a_i y_{t-i} + \sum_{j=1}^q b_j e_{t-j} + e_t \quad (3)$$

を自己回帰移動平均 (ARMA: AutoRegression Moving Average) モデルと呼び、通常 $ARMA(p, q)$ で表す。これは、自己回帰モデルと移動平均モデルを結びつけばより簡潔に時系列の特性を表現できるという証明結果に基づくものである。

上記 (3) のモデルは、定常な時系列データを対象とし、非定常な時系列データには適用できない。そこで、非定常な時系列 y_t が d 回の階差を取れば初めて定常になるとき、次数 d の和分過程、あるいは $I(d)$ 過程に従うという。 y_t の d 回の階差オペレータ $\Delta^d y_t$ の ARMA モデルを自己回帰和分移動平均 (ARIMA: AutoRegression Integrated Moving Average) モデルと呼び、 $ARIMA(p, d, q)$ で表す。つまり、原データ y_t に対して、

$$x_t = \Delta^d y_t = (1 - B)^d y_t \quad (4)$$

と表現することができる。ここで、 B はシフトオペレータ、 Δ は階差オペレータを表す。

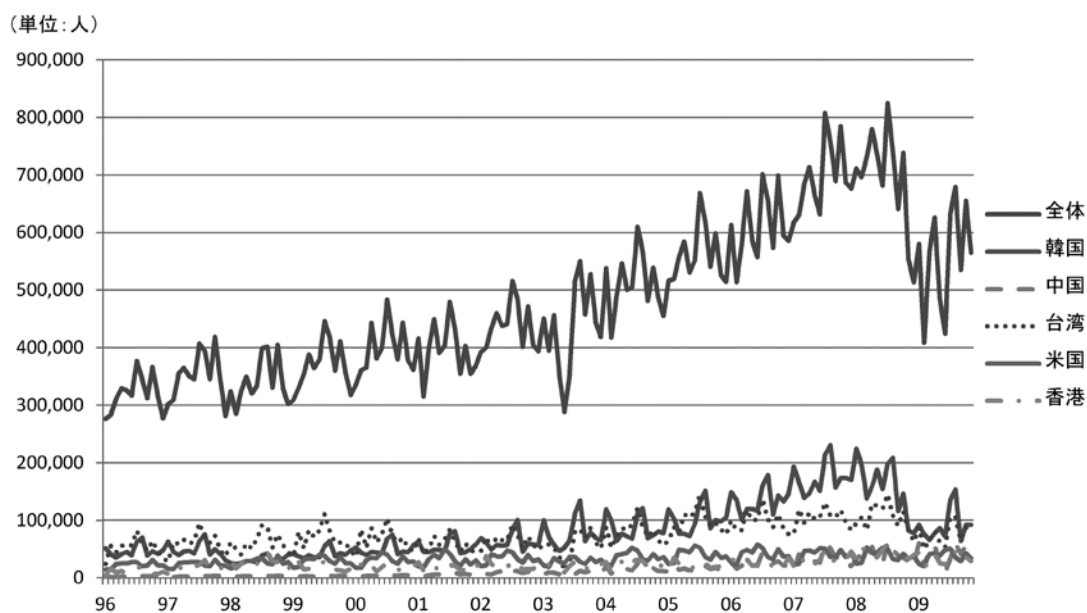


図1 訪日外客数の推移 (1996年1月～2009年12月)
(引用) 国際観光振興会 (2011)

しかしながら、(4) 式の ARIMA モデルは季節性を考慮していない。観光データに限らず、経済時系列の多くが四半期や月次のデータとして得られるものが多い。そのような時系列を分析するためには、1 年を周期とする季節変動を考慮したモデルを扱う必要がある。それを季節性自己回帰和分移動平均 (SARIMA: Seasonal AutoRegressive Integrated Moving Average) モデルと呼び、 $SARIMA(p,d,q)(P,D,Q)_s$ で表す。 s は季節性を表す自然数 (四半期データでは $s=4$ 、月次データでは $s=12$) である。観光データによっても、Chu (1998) や Goh and Law (2002) などにおいて、SARIMA の正当性が指摘され、多くの研究で使用されているのが現状である。

一方で、ARIMA モデルでは過剰の差分が起こり得ると指摘されている。その短所を克服するため、差分の階差 d が整数に限らず、任意の実数 (小数) に一般化した方法を自己回帰実数和分移動平均 (ARFIMA: AutoRegressive Fractionally Integrated Moving Average) モデルと呼び、本研究の分析手法として採用する。

自己回帰モデルは、基本的には重回帰モデルとは異なり、説明変数や外生変数を必要としない。そのため、モデル式の解釈として主として予測精度が重視されることになる。また、Frechtling (2001) によれば、Box-Jenkins 型アプローチは、少なくとも 50 以上の時系列データが存在する場合に使用可能で、またその予測期間は 12 ~ 18 か月を上限としている。同時に時系列データの終わりに、いくつかの異常値がある場合には使用できないことが指摘されている。

さらに、Frechtling (2001) は、Box-Jenkins 型モデルにおける 4 つの段階、すなわち、同定 (Identification)、推定 (Estimation)、診断 (Diagnostic Checking)、予測 (Forecasting) についてより明瞭に表現し、図 2 のような時系列解析を行うためのプロセスをまとめている。本研究でも以下のプロセスを基本的に踏襲している。

- ① 時系列データの平均や分散の定常性のチェックと、データ変換による非定常性の解決
- ② 季節差分による定常性のチェックと、非定常の解決
- ③ 自己相関と偏自己相関の計算
- ④ 最尤法による予測モデルの順位づけ
- ⑤ モデルの係数を計算し、有意性の検定の実施。もし 1 つ、または複数の係数が有意でなければ、次のモデルが選択される
- ⑥ 有意なモデルを選択
- ⑦ 残差の平均と分散をチェックし、自己相関の検定を実施。もし発見されれば、④に戻る
- ⑧ 上記の要件を満たすことが確認されれば、モデルを使用して、予測値の計算。ただし変換後の結果
- ⑨ データの逆変換を行い、予測の精度について、MAPE や Theil の U 統計量を計算する

図 2 Box-Jenkins 型モデルによる予測プロセス
(引用) Frechtling (2001), p.139.

4. 実証分析結果

まず、データの定常性について確認する。図 1 のグラフでみたように、いずれのデータもトレンドが発生し、非定常の状態

にあるといえる。そのため、階差の必要性がみられる。そこで、訪日外客数の全体のデータについて、1 回の階差をとったものが図 3 である。図 3 を通じて 1 回の差分を行うことによって、おおむね定常状態になることがわかる。

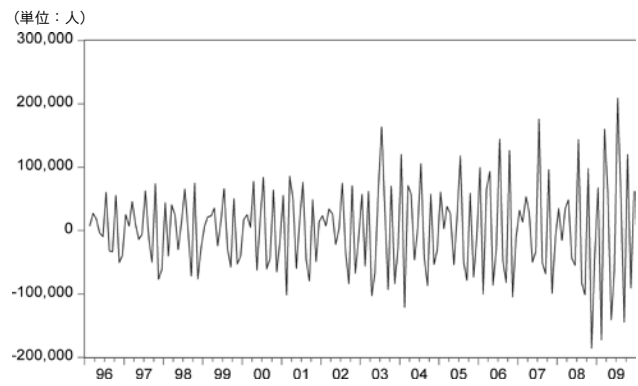


図 3 1 階の階差済みの訪日外客数 (全体) の推移

外国人全体と、上位 5 か国 (地域) である韓国、中国、台湾、米国、香港からの訪日外客数の 6 種類のデータについて、SARIMA と ARFIMA によってシミュレーションを行う (1996 年 1 月 ~ 2009 年 12 月) ⁵。SARIMA と ARFIMA の両モデルの推定結果は、表 1 と表 2 で示している。表 1 と表 2 では、全体、または上位 5 カ国の訪日外客数の月次データをもとに、各変数の t 値が有意で、時系列データの残差に自己相関があるかどうか

表 1 SARIMA モデルの計測結果 (訪日外客数)

	全体	韓国	中国	台湾	米国	香港
モデル式	$(1.0,1) \times (0.1,2)_{12}$	$(1.0,0) \times (1.0,0)_{12}$	$(1.0,1) \times (1.2)_{12}$	$(1.1,1) \times (2.0,0)_{12}$	$(1.0,0) \times (0.1,2)_{12}$	$(1.1,2) \times (0.2)_{12}$
AR1	0.914	0.927	0.752	0.419	0.7610	-0.109
AR2	—	—	—	—	—	—
AR3	—	—	—	—	—	—
MA1	-0.274	—	-0.390	-0.872	—	-0.541
MA2	—	—	—	—	—	-0.208
SAR1	—	-0.553	-0.605	0.384	—	—
SAR2	—	—	—	0.319	—	—
SMA1	-0.777	—	0.244	—	-0.465	0.062
SMA2	0.138	—	-0.260	—	-0.161	0.310
MAPE	4.765%	7.384%	11.149%	15.370%	4.354%	24.307%

※いずれも有意な係数である ($p < 0.05$)。

表 2 ARFIMA モデルの計測結果 (訪日外客数)

	全体	韓国	中国	台湾	米国	香港
モデル式	$(5.0,25,2)$	$(2.0,48,5)$	$(3.0,35,2)$	$(1.0,48,5)$	$(3.0,24,3)$	$(3.0,48,0)$
AR1	1.046	0.247	1.704	-0.129	-1.805	-0.119
AR2	-0.170	-0.407	-1.058	—	-1.114	-0.158
AR3	0.537	—	0.350	—	-0.111	-0.137
AR4	-0.596	—	—	—	—	—
AR5	0.174	—	—	—	—	—
MA1	0.715	0.039	1.675	-0.140	-2.354	—
MA2	0.152	-0.325	-0.728	0.045	-1.907	—
MA3	—	-0.259	—	-0.257	-0.488	—
MA4	—	0.309	—	0.103	—	—
MA5	—	-0.795	—	0.220	—	—
MAPE	8.915%	12.633%	19.018%	18.729%	10.738%	27.553%

※いずれも有意な係数である ($p < 0.05$)。

うかを確認する Ljung-Box 検定を満たした時系列モデルを表している⁶。

表1において、例えば、訪日外客数の全体については、SARIMA (1,0,1) (0,1,2)₁₂ が推定されている。つまり、1回の季節階差がとられ、AR(1)、MA(1)、SMA(1)、SMA(2)の4つの変数が選択され、各係数は0.914、-0.274、-0.777、0.138となり、それぞれ有意性の検定をクリアした。またそれぞれのモデルによる予測値が1996年1月から2009年12月までの時系列データの実測値に対してどの程度あてはまっているのかをみるための指標としてMAPEを使用する⁷。MAPEが最も小さい値を示したのが米国(4.354%)であり、続いて全体のデータ(4.765%)があてはまりの良さを示している。一方で、最も誤差が大きかったのが香港(24.307%)となっている。

表2において、同様に、訪日外客数の全体については、ARFIMA (5,0.25,2) が導き出された。つまり、整数ではない0.25の階差を通じて一般化し、その上で、自己回帰が5項、移動平均が2項抽出され、各係数は、1.046、-0.170、0.537、-0.596、0.174、0.715、0.152で、それぞれ有意性の検定をクリアした。1996年1月から2009年12月までの時系列データの実測値とモデルによる予測値との違いをみた場合、全体(8.915%)と米国(10.738%)があてはまりの良さを示し、一方で香港(27.553%)が大きな誤差を示した。

MAPEを基準として、表1と表2の結果を比較した場合、訪日外客数や上位5か国(地域)のいずれも、SARIMAモデルのほうがARFIMAモデルよりも予測誤差が小さいことがわかる。つまり、モデルのあてはまりについては、SARIMAモデルの有意性が証明されたことになる。MAPEの平均値を計算した場合、SARIMAモデルが13.466%であるのに対し、ARFIMAモデルは19.517%となっている。訪日外客数のデータを用いた実証分析では、シンガポールの観光入込客数のデータを使用したChu(2008)の分析とは異なった結果を示している。

くわえて、上記で推定したモデルを通じて、2010年1月から10月までの予測を行い、その結果について比較したのが表3である。表3では、1期先(2010年1月)、3期先(同年1～3月)、6期先(同年1～6月)、10期先(同年1～10月)の実測値(暫定値を含む)と予測値の乖離をMAPEの

表3 MAPEによる予測精度の比較(2010年1月～10月)

		全体	韓国	中国	台湾	米国	香港
SARIMA	1期先	3.27%	4.59%	16.14%	1.79%	4.57%	32.76%
	3期先	5.34%	4.01%	22.52%	16.36%	2.24%	22.41%
	6期先	6.54%	5.83%	29.77%	20.21%	1.84%	15.54%
	10期先	6.87%	8.92%	28.74%	20.61%	4.22%	19.53%
ARFIMA	1期先	5.27%	7.24%	21.13%	5.67%	26.24%	33.71%
	3期先	9.75%	22.70%	27.65%	8.39%	24.83%	20.59%
	6期先	12.75%	17.44%	28.95%	13.47%	17.89%	18.91%
	10期先	16.36%	22.31%	33.76%	16.59%	14.36%	21.38%

計算結果を通じてまとめたものである。例えば、訪日外客数の全体について、1期先である2010年1月の実測値(640,346人)とモデルの予測値(SARIMA 661,258.6人)を比較し、MAPEを計算した結果、3.27%となっていることを意味する。3期先の場合、1月、2月、3月のそれぞれで誤差を計算し、その平均値を求めている。表3の結果から、外挿法による予測結果においてもSARIMAモデルのほうが、ARFIMAモデルよりも予測精度が高いことがわかる。

このような結果が発生した理由としては、観光データの季節性が大きく影響したことが考えられる。そのため、次に季節調整済みのデータに対して、ARFIMAモデルを行うことにする。時系列分析において、対数変換や季節調整を行ったデータを使用することは一般的な手法である。今回は季節調整法として最も信頼性の高いX-12-ARIMAを使用する⁸。X-12-ARIMAは、アメリカのセンサス局によって開発され、多くの季節調整の課題に対処していることから、さまざまな経済統計において使用されている。今回は、このX-12-ARIMAモデルによる季節調整を行ったデータに対してARFIMAモデルを適用し、再度、予測結果をSARIMAモデルと比較することにする。ARFIMAのモデル推定結果を表4で示す。

表4 ARFIMAモデルの推定結果
(季節調整済みの訪日外客数)

	全体	韓国	中国	台湾	米国	香港
モデル式	(1.0,0.0,1)	(2.0,0.0,0)	(5.0,4.9,1)	(1.0,4.7,0)	(1.0,2.7,1)	(1.0,0.0,3)
AR1	0.989	0.795	-0.699	0.037	0.851	0.970
AR2	—	0.174	0.303	—	—	—
AR3	—	—	0.171	—	—	—
AR4	—	—	0.285	—	—	—
AR5	—	—	0.323	—	—	—
MA1	0.347	—	-0.982	—	0.381	0.730
MA2	—	—	—	—	—	-0.083
MA3	—	—	—	—	—	-0.037
MAPE	4.519%	5.414%	9.598%	12.346%	3.523%	17.892%

※いずれも有意な係数である(p<0.05)。

表4の結果から、表2と比較した場合、同じARFIMAでも、季節調整済みのデータに基づいたすべてのモデルにおいてMAPEが大幅に改善していることがわかる。例えば、米国で7割近く誤差が減少し(10.738%→3.523%)、香港でも3割超改善している(27.553%→17.892%)。その他のデータでも約半分の水準になっている。

さらに、表1と表4の結果を比較した場合、同様に、季節調整済みのデータに基づいたARFIMAモデルのほうがSARIMAモデルよりも優れていることがわかる。韓国(7.384%→5.414%)と香港(24.307%→17.892%)でMAPEが大幅に改善し、全体で見ても平均で2.34%改善している⁹。

表5はSARIMAモデルと季節調整済みデータを使用したARFIMAモデルによる予測精度を比較し、まとめたものである。表3と同様、それぞれのモデルで、2010年1月から10月まで

表5 MAPEによる予測精度の比較
(2010年1月～10月、季節調整済みデータを使用)

		全体	韓国	中国	台湾	米国	香港
SARIMA	1期先	3.27%	4.59%	16.14%	1.79%	4.57%	32.76%
	3期先	5.34%	4.01%	22.52%	16.36%	2.24%	22.41%
	6期先	6.54%	5.83%	29.77%	20.21%	1.84%	15.54%
	10期先	6.87%	8.92%	28.74%	20.61%	4.22%	19.53%
ARFIMA (季節調整済み)	1期先	2.05%	4.70%	2.13%	1.07%	2.19%	6.64%
	3期先	6.43%	4.35%	13.12%	7.27%	2.27%	5.73%
	6期先	9.46%	3.88%	22.96%	9.49%	1.85%	10.50%
	10期先	10.25%	4.60%	25.36%	10.57%	2.17%	12.65%

の予測値を計算し、実測値と比較している。その結果、中国、台湾や香港の地域においては、すべての期間で ARFIMA モデルのほうが MAPE が小さく、その優位性が示されたが、全体、韓国や米国については、予測期間によって結果が異なり、一概に判断することができない。また予測期間ごとにみても、短期や長期において、どちらの手法が優れていると評価するのは困難な状況にある。

5. 考察とまとめ

以上で、訪日外客数の全体と、上位5か国(地域)である韓国、中国、台湾、米国、香港のデータ(1996年1月～2009年12月)を利用して、Box and Jenkins 型モデルの代表である SARIMA と ARFIMA という2つのモデルを推定し、MAPEを通じて比較検討を行った。その結果、季節調整しない原データについては、SARIMA モデルの優位性が指摘され、一方で季節調整済みデータについては、ARFIMA モデルの実測値への当てはまりの良さが理解できた。しかし、同時に外挿法(2010年1月～10月)によって実測値と予測値を比較した場合、国や予測期間によって結果が異なり、一概に評価できない状況となった。

まず、先行研究である Chu (2008) の結果では、季節調整しないデータでも ARFIMA モデルのほうが予測誤差が小さいことが証明されたが、これは、シンガポールの入込客数のデータを使用したことが一因であると考えられる。日本と比較して、シンガポールでは季節変動が小さいため、今回の実証分析と異なった結果になったと思われる。日本のような季節変動の大きい国においては、ARFIMA モデルを全面的に信頼することには注意が必要であるといえる。ARFIMA モデルを適用する場合においても季節調整を行うことが、今後正確な需要予測を行う上で求められることになる。

くわえて、外挿法による予測精度において、SARIMA モデルと季節調整済みデータを用いた ARFIMA モデルの比較については、明確な結論が出なかった。この点については、時系列解析に限らず、計量分析を行う全般的な場合に言えることではあるが、統計調査の「くせ」をよく理解して適用する必要がある。今回の実証分析手法では、訪日外客数のデータを X-12-ARIMA を通じて季節調整を行い、調整済みデータに対して、ARFIMA によるモデルの推定を行うという、2段階の方

法を採用している。季節調整を考慮した ARFIMA モデルの適用については、Gil-Alana (2005) などの研究にもみられるものの、観光統計への適用可能性については今後の課題としたい。

【注】

- 1 実際には、Box and Jenkins (1970) では、月次や四半期データに対する季節調整を行う自己回帰和分移動平均モデル手法を使って、海外旅行航空乗客数の月次データ(1949年1月～1960年12月)を対象に分析を行っている(pp.300～333.)。
- 2 Theil の U 統計量は現状維持を意味する Naïve 1 モデルと比較して、予測精度を評価する基準であり、以下の算式により計算される。

$$U = \frac{\sum \left(\frac{F_{t+1} - A_t}{A_t} \right)^2}{\sum \left(\frac{A_{t+1} - A_t}{A_t} \right)^2}$$

ここで、 t 期における予測値を F_t 、実測値を A_t とする。U 統計量の解釈として、以下のような基準が存在する。

$U < 1$ の場合、当予測モデルは、Naïve 1 よりも優れている。

$U \geq 1$ の場合、当予測モデルは、Naïve 1 よりも劣っており、使用しないほうがよい。 $U = 1$ の場合は、どちらの予測モデルを使用しても同じ結果を意味する。しかしながら、同じ結果であれば、予測モデルを構築する意味がないので、結局、Naïve 1 を採用することになる。

- 3 香港については、返還後も中国本土からのデータと区分している。
- 4 日本政府観光局の訪日外客統計のデータについては、ツーリズム・マーケティング研究所が1996年1月から現在にかけて、その集計結果を Microsoft EXCEL のファイルとしてまとめている。今回はこのファイルを使用することにする(引用 URL <http://www.tourism.jp/statistics/inbound.php>)。
- 5 今回の SARIMA や ARFIMA の計測については、統計ソフト R のパッケージソフトである“Forecast”を使用している。
- 6 Ljung-Box 検定は個々の自己相関を検定するのではなく、自己相関をまとめて0(零)と異なるかどうかを同時に検定する方法である。詳しくは山本(1988)を参照のこと。
- 7 MAPE (Mean Absolute Percentage Error) とは平均絶対誤差率とも呼ばれ、予測法の精度を測定する最も代表的な指標であり、予測値と実測値の誤差を以下の算式に基づいて計算される。

$$MAPE = \frac{1}{n} \sum \left| \frac{A_t - F_t}{A_t} \right| \times 100$$

ここで、 F_t は予測値、 A_t は実測値を意味する。MAPE が小さければ小さいほど、予測結果が優れていることを意味する。

- 8 X-12-ARIMA による季節調整については、QMS 社の EvIEWS 7 を使用している。
- 9 表1と表4の MAPE の数値について、対応のある t 検定を行った場合、 $p = 0.0490$ を示し、かろうじてであるが、棄却率5%で有意差がみられた。

【参考文献】

- 金明哲 (2007), 『R によるデータサイエンス』, 森北出版株式会社
 国際観光振興会 (2011), 『日本の国際観光統計 2010 年版』, 国際観光サービスセンター
 佐藤博樹 (2005), 「旅行需要におけるアメリカ同時多発テロ、サード、イラク戦争の経済的影響」, 『北見大学論集』, 第27巻第2号,

pp.23-36.

田中勝人 (2006), 『現代時系列分析』, 岩波書店

田中孝文 (2008), 『R による時系列分析入門』, シーエービー出版

廣松毅, 浪花貞夫, 高岡慎 (2006), 『経済時系列分析』, 多賀出版

山本拓 (1988), 『経済の時系列分析』, 創文社

Akal, Mustafa (2004), "Forecasting Turkey's Tourism Revenues by ARAMAX", *Tourism Management*, Vol.29, pp.565-580.

Box, George E. P., and Jenkins, Gwilym M. (1970), *Time Series Analysis Forecasting and Control*, Holden-Day.

Chan, F., Lim, C., and McAleer, M. (2005), "Modelling Multivariate International Tourism Demand and Volatility", *Tourism Management*, Vol.26, pp.459-471.

Chu, F. L. (1998), "Forecasting Tourism Demand in Asian-Pacific Countries", *Annals of Tourism Research*, Vol. 25, pp.597-615.

Chu, Fong-Lin (2008), "A Fractionally Integrated Autoregressive Moving Average Approach to Forecasting Tourism Demand", *Tourism Management*, Vol.29, pp.79-88.

Chu, Fong-Lin (2009), "Forecasting Tourism Demand with ARMA-based Methods", *Tourism Management*, Vol.30, pp.740-751.

Dharmaratne, G. S. (1995), "Forecasting Tourist Arrivals", *Annals of Tourism Research*, Vol.22, pp.804-818.

Du Preez, J., and Witt, S. F. (2003), "Univariate versus Multivariate Time Series Forecasting: An Application to International Tourism Demand", *International Journal of Forecasting*, Vol. 19, pp.435-451.

Franses, P. H., and Ooms, M. (1997), "A Periodic Long-memory Model for Quarterly UK Inflation", *International Journal of Forecasting*, Vol. 13, pp.117-126.

Frechtling, Douglas C. (2001), *Forecasting Tourism Demand : Methods and Strategies*, Butterworth-Heinemann.

Geurts, Michael D., and Ibrahim, I. B. (1975), "Comparing the Box-Jenkins Approach with the Exponentially Smoothed Forecasting Model Application to Hawaii Tourists", *Journal of Marketing Research*, Vol.12, pp.182-188.

Gil-Alana, L.A.(2005), "Modelling International Monthly Arrivals Using Seasonal Univariate Long-memory Processes", *Tourism Management*, Vol. 26, pp.867-878.

Goh, C., and Law, R. (2002), "Modeling and Forecasting Tourism Demand for Arrivals with Stochastic Nonstationary Seasonality and Intervention", *Tourism Management*, Vol.23, pp.499-510.

Hyndman, Rob J., and Khandakar, Yeasmin (2008), "Automatic Time Series Forecasting: The Forecast Package for R", *Journal of Statistical Software*, Volume 27 Issue 3, pp.1-22.

Martin, C. A., and Witt, S. F. (1989), "Forecasting Tourism Demand: A Comparison of the Accuracy of Several Quantitative Methods", *International Journal of Forecasting*, Vol.5, pp.7-19.

Ray, B. K. (1993), "Long-range Forecasting of IBM Product Revenues Using a Fractionally Differenced ARMA Model", *International Journal of Forecasting*, Vol.9, pp.255-269.

Smeral, E., and Wüger, M. (2005), "Does Complexity Matter? Methods for Improving Forecasting Accuracy in Tourism: The Case of Australia", *Journal of Travel Research*, Vol. 44, pp.100-110.

Song, Haiyan, and Li, Gang (2008), "Tourism Demand Modelling and Forecasting - A Review of Recent Research", *Tourism Management*, Vol.29, pp.203-220.

Song H., Witt, S. F., and Li, G. (2009), *The Advanced Econometrics of Tourism Demand*, Routledge.

Sutcliffe, A. (1994), "Time Series Forecasting Using Fractional Differencing", *Journal of Forecasting*, Vol.13, pp.383-393.

Turner, L. W., Kulendran, N., and Fernando, H. (1997), "Univariate Modelling Using Periodic and Non-periodic Analysis: Inbound Tourism to Japan, Australia, and New Zealand Compared", *Tourism Economics*, Vol. 3, pp.39-56.

World Tourism Organization (2008), *Handbook on Tourism Forecasting Methodologies*, World Tourism Organization Pubns.

受付日: 2011 年 10 月 12 日

受理日: 2011 年 11 月 30 日

